

ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ ОЧИСТКИ ЦИФРОВОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ ОТ КОРРЕЛИРОВАННОГО ШУМА

О.С. Бучнев

Иркутский национальный исследовательский технический университет,
г. Иркутск, Россия

Аннотация: при использовании изображений для выполнения прикладных исследований нередко сталкиваются с наличием шумов, содержащихся на изображении. Для устранения шумов разработаны и широко применяются методы частотной фильтрации. Однако на спектре изображения не всегда удается разделить частоты, соответствующие шуму, и частоты, соответствующие изображению. В том случае, когда шум, содержащийся в изображении, обладает свойством пространственной коррелированности, возможно применение генетического алгоритма для получения случайного поля, взаимно коррелированного с содержащимся на изображении шумом, и последующая очистка изображения от шума. В статье рассмотрено применение генетического алгоритма для получения взаимно коррелированного случайного поля, это позволит выполнить очистку изображения от шума, повысив тем самым его качество. На примере конкретного изображения показано, что рассмотренный алгоритм имеет преимущество в сравнении с частотной фильтрацией. В качестве критериев оценки меры близости приведены взаимные корреляционные функции модельного шума и случайного поля, полученного в результате работы предлагаемого генетического алгоритма, а также взаимные корреляционные функции модельного незашумленного изображения и изображения, полученного в результате очистки

Ключевые слова: обработка изображений, частотная фильтрация, преобразование Фурье, случайное поле, корреляционная функция, генетический алгоритм

Введение

При выполнении научных исследований, будь то микроэлектроника или исследования космоса, огромную роль играют цифровые изображения. При создании цифровых изображений могут возникать шумы, которые обусловлены, в зависимости от области исследований или природы применяемой аппаратуры, чувствительностью элементов, цифровых преобразователей или воспроизводящих устройств. Например, при исследовании космоса шум на цифровом изображении может возникнуть в процессе его выполнения или передачи. При получении изображения шум может быть обусловлен температурой сенсоров, а в процессе передачи изображение может быть искажено в результате воздействия каких-либо возмущений в атмосфере.

Для борьбы с аддитивным шумом, который не зависит от пространственных координат и не коррелирует с изображением, применяется пространственная фильтрация. Во многих случаях шум бывает пространственно-независимым. Причиной появления периодического шума могут быть электрические или электромеханические помехи во время получения изображения при сканировании или видеосъемке.

Развитие и повышение быстродействия вычислительной техники предоставляет новые возможности, использование которых позволяет расширить или усовершенствовать набор имеющихся методов обработки изображений. К числу таких задач относится, кроме прочего, цифровая обработка и фильтрация случайных полей и изображений.

Частотная фильтрация

В том случае, когда сигнал и шум удовлетворяют условию аддитивности, некоррелированности и стационарности, наилучшей линейной фильтрацией по критерию минимума среднеквадратического отклонения является винеровская фильтрация [1–4]. Для аддитивной модели, в которой получаемый сигнал есть сумма исходного сигнала и шума:

$$g(x, y) = s(x, y) + \mu(x, y), \quad (1)$$

где $s(x, y)$ – полезный сигнал, а $\mu(x, y)$ – шум, $x \in [0, X - 1]$, $y \in [0, Y - 1]$, X, Y – размеры обрабатываемого изображения, оптимальный линейный фильтр будет иметь частотную характеристику [5]:

$$G(f) = \frac{P_s(f)}{P_s(f) + P_\mu(f)}. \quad (2)$$

В этом выражении $P_s(f)$ – энергетический спектр изображения, $P_\mu(f)$ – энергетический спектр шума, а частота f – является координата

той в двумерном спектре: $f(u, v), u \in [0, X - 1], v \in [0, Y - 1], X, Y$ – размеры обрабатываемого изображения. При построении фильтра (2) основная трудность заключается в оценке значений $P_s(f)$ и $P_\mu(f)$. Будем исходить из того, что ни одна, ни другая функции не известны. Все, что известно, это имеющийся сигнал $g(x, y)$ и его спектр $P_g(t) = P_s(t) + P_\mu(t)$. Обладая только этой информацией, требуется из зашумленного изображения выделить шум $\mu(t)$, что позволит в дальнейшем получить незашумленное изображение. При этом подразумевается, что помеха представляет собой стационарное, однородное, нормально распределенное случайное поле. Понятно, что полностью восстановить исходное изображение, обладая лишь имеющимися данными, не удастся. Возможно лишь нахождение некоторого, оптимального в смысле какого-либо критерия, приближения шума, обладающего теми же статистическими свойствами, что и шум, присутствующий в изображении и совпадающий по фазе с исходным шумом. Это позволит значительно улучшить изображение как с точки зрения визуального восприятия, так и с точки зрения статистических критериев для оценки близости изображений.

Для удаления периодических шумов применяется частотная фильтрация. С помощью методов частотной фильтрации возможна избирательная обработка отдельных полос частот, либо же небольшой области частотного прямоугольника. Эти методы дают хорошие результаты тогда, когда шум, присутствующий на изображении, имеет частоты, которые не сливаются на изображении спектра с частотами полезного сигнала. В противном случае, при применении, например, барьерного режекторного фильтра, вместе с шумом пропадет и часть информации полезного сигнала. Наглядно это показано на рис. 1.

Как видно из рис. 1, после выполнения фильтрации из изображения частично исчез шум, также исчезли и некоторые детали самого изображения. Значение взаимной корреляционной функции исходного изображения и изображения, полученного в результате фильтрации при $\tau_1 = \tau_2 = 0$ $r(0, 0) = 0,936$. Подход, который может быть применен для уменьшения показанного недостатка частотной фильтрации, основан на моделировании шума как случайного поля с ненулевой корреляционной функцией с применением генетического алгоритма.

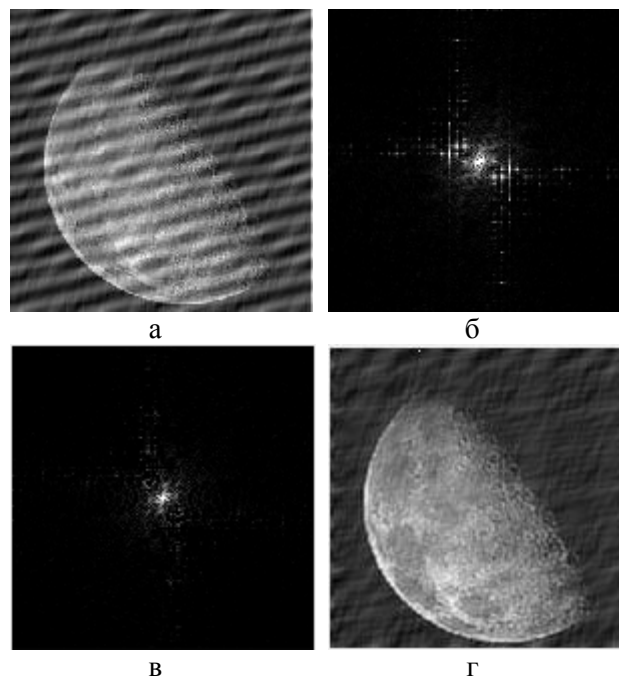


Рис. 1: а – исходное зашумленное изображение (источник изображения: [6, 206]), б – его спектр, в – спектр, умноженный на барьерный режекторный фильтр, г – результат фильтрации изображения в частотной области

Метод решения

Для моделирования случайных полей разработаны и широко используются численные методы, основанные на авторегрессионных моделях, перестановочных процедурах, спектральном разложении корреляционной функции [7-10]. Рассмотрим случай, когда шум, присутствующий на изображении, является стационарным, однородным, нормально распределенным, с ненулевой корреляционной функцией случайным полем и допускает аппроксимацию с помощью выражения:

$$\mu(x, y) = \int_0^X \int_0^Y f(u, v) \cos(ux + vy) du dv, \quad (3)$$

где $f(u, v)$ – нормально распределенные случайные числа, $u \in [0, X - 1], v \in [0, Y - 1]$. Тогда для выделения шума, которое содержит изображение, возможно использование информации о нем, содержащейся в самом изображении. Для этого необходимо найти коэффициенты $f(u, v)$ в (3) такого случайного поля $\hat{\mu}(x, y)$, которое минимизирует квадратичное приближение к зашумленному изображению:

$$Q = \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} (g(x, y) - \hat{\mu}(x, y))^2 \rightarrow \min. \quad (4)$$

Когда шум, содержащийся в изображении, является периодическим неслучайным полем, для нахождения коэффициентов $\hat{\mu}(x, y)$ можно применить способ тригонометрической интер-

поляции методом наименьших квадратов [11], обобщив его на двумерный случай. Решение этой задачи предполагает трудоемкую реализацию численных методов решения систем алгебраических уравнений, поэтому для нахождения неизвестных коэффициентов A_k и B_k предлагается использовать генетический алгоритм [12], основанный на классическом генетическом алгоритме [13-16]. Сформируем алгоритм поиска коэффициентов $f(u, v)$ для выражения (3), обеспечивающих выполнение (4).

Пусть имеется дискретная реализация двумерного случайного поля размера $X \times Y$. При реализации генетического алгоритма каждая особь представляет собой одно возможное решение задачи, а каждая хромосома особи соответствует одному значению $f(u, v)$ в выражении (3). Набор особей образует популяцию размера L . При выполнении итераций будут отбираться особи, обеспечивающие меньшее значение квадратичного критерия:

$$Q_l = \frac{\sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} (g(x, y) - \hat{\mu}_l(x, y))^2}{XY}, l = 1, 2, \dots, L, \quad (5)$$

где $\hat{\mu}_l(x, y)$ – реализация поля, полученная с помощью набора хромосом l -й особи.

Реализация генетического алгоритма предполагает выполнение следующих этапов:

1. На первом этапе необходимо выполнить начальное заполнение массивов: набор хромосом для каждой особи популяции заполняется случайными числами с $m = 0, D = 1$, эти числа будут коэффициентами в разложении (3). Также необходимо определить пороговое значение квадратичного критерия G для отбора наиболее приспособленных особей.

2. Для каждой особи по выражению (5) вычисляется значение квадратичного критерия – средний квадрат отклонения элементов реализации имеющегося случайного поля от полученного с помощью l -й особи.

3. Особи, для которых $\Delta_l > G$, $l = 1, 2, \dots, L$, выбраковываются, оставшиеся особи подвергаются процедуре скрещивания. Скрещивание предполагает выполнение операции кроссовера, а полученные в результате скрещивания потомки подвергаются операции мутации.

4. Затем формируется новая популяция особей, в которую попадают родители с наилучшим значением критерия (5) и их потомки.

В качестве критерия останова можно принять достижение максимального числа итераций или вырождение популяции, то есть когда

в течение нескольких итераций Q_l ($l = 1, 2, \dots, L$) остается постоянным.

Экспериментальная часть и результаты

В качестве обрабатываемого изображения, как и в предыдущем случае, выберем изображение из [6, 206]. В качестве модельного шума получим случайное поле с корреляционной функцией, которая может быть аппроксимирована выражением $r(\tau_1, \tau_2) = e^{-0,05(\tau_1 + \tau_2)} \cos(0,27\tau_1 + 0,47\tau_2)$.

Далее с помощью разложения корреляционной функции в ряд Фурье [7] получим значения коэффициентов $f(u, v)$ в (3) и выведем случайное поле. Иллюстрации исходного изображения, шума, зашумленного изображения и их спектры приведены на рис. 2.

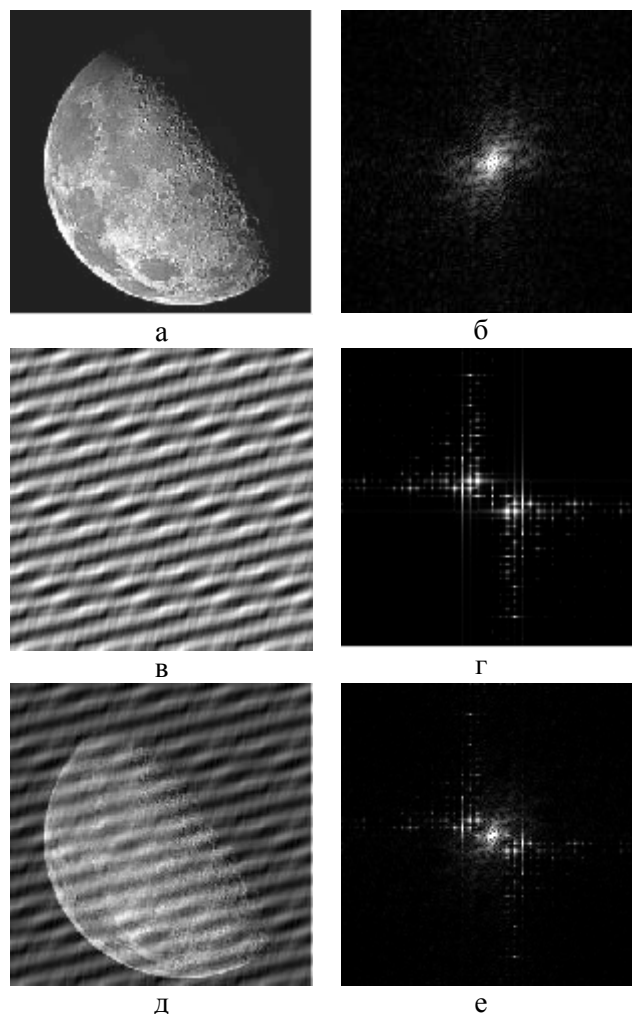


Рис. 2: а – исходное изображение, б – спектр исходного изображения, в – шум, г – спектр шума, д – зашумленное изображение, е – спектр зашумленного изображения

Шум $\mu(x, y)$ обладает нормальным законом распределения с $m = 0$ и $\sigma = 30$. Значения интенсивностей изображения шума и зашумленного изображения нормированы в интервале $[0, 255]$. Так как результат фильтрации с помощью барьерного режекторного фильтра не может считаться идеальным, для нахождения коэффициентов $f(u, v)$ шума в зашумленном изображении применен описанный выше генетический алгоритм. Оценку близости модельного и полученного шума будем выполнять с помощью их взаимной корреляционной функции. Результат работы генетического алгоритма приведен на рис. 3. Поскольку корреляционная функция случайного поля $r(\tau_1, \tau_2)$ является функцией двух переменных, симметричной относительно $\tau_1 = \tau_2$, будем показывать сечение корреляционной функции при $\tau_1 = \tau_2$.

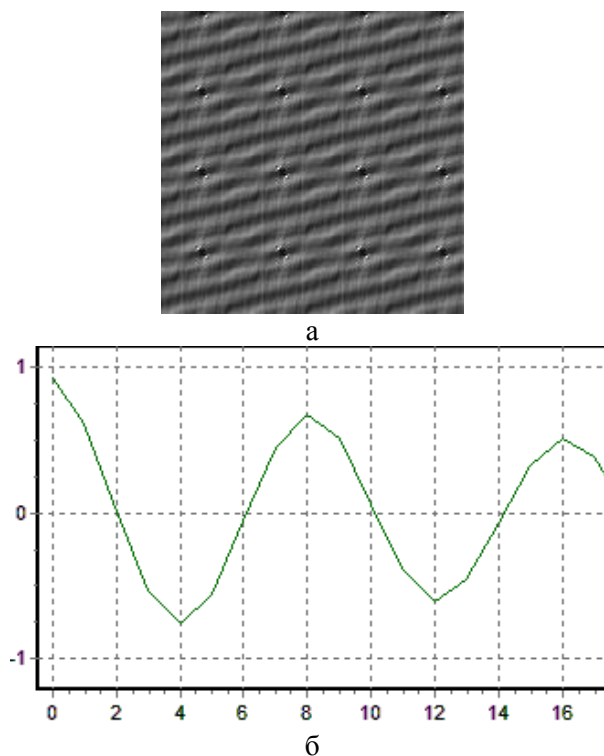


Рис. 3: а – полученный с помощью генетического алгоритма шум и б – сечение взаимной корреляционной функции модельного и полученного шума при $\tau_1 = \tau_2$

Из рис. 3 видно, что максимум взаимной корреляционной функции достигается при $\tau_1 = \tau_2 = 0$ $r(0,0) = 0,922$, поэтому полученный с помощью генетического алгоритма шум полностью совпадает по фазе с модельным шумом. Также на изображении шума присутствуют локальные пики – минимумы и максимумы (интенсивности 0 и 255), обусловленные наличием полезного сигнала в зашумленном изображении.

Для их удаления воспользуемся линейным пространственным усредняющим фильтром в окрестности 3×3 пика (x, y) .

Результат фильтрации с последующей нормировкой интенсивностей пикселей полученного изображения в $[0, 255]$ приведен на рис. 4 (а). После того, как получены значения шума $\mu(x, y)$ в (1), можно выполнить преобразование $s(x, y) = g(x, y) - \mu(x, y)$. Результат преобразования приведен на рис. 4 (б).

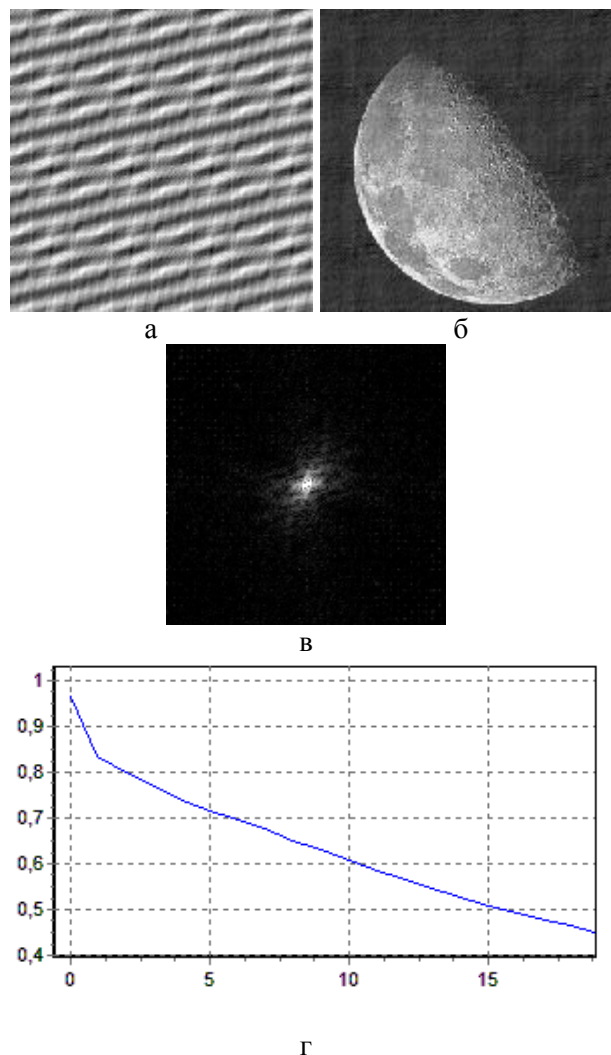


Рис. 4: а – изображение шума, полученное с помощью генетического алгоритма и последующей пространственной локальной усредняющей фильтрации, б – очищенное от шума изображение, в – спектр очищенного изображения, г – взаимная корреляционная функция очищенного и исходного изображения

Визуальная оценка изображения показывает значительное улучшение его качества, а значение взаимной корреляционной функции исходного и очищенного от шума изображения $r(0,0) = 0,964$ говорит о том, что статистически изображения близки друг другу. На удале-

ние случайной периодической составляющей указывает также близость спектров исходного (рис. 2 (б)) и очищенного изображения (рис. 4 (в)).

Заключение

В статье рассмотрено применение генетического алгоритма генерирования взаимно-коррелированных случайных полей для очистки цифрового изображения от коррелированного шума. Несмотря на то, что в статье приведен лишь один пример, проведена серия экспериментов с различными комбинациями частот в шуме. В большинстве из них применение генетического алгоритма для получения коррелированного шума показало преимущество перед частотной фильтрацией.

Литература

1. Wiener N. Extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series. NY, John Wiley, 1949. 163 p.
2. Chee Sun Won, Robert M. Gray Stochastic Image Processing. Springer (October 4, 2014). 166 p.
3. Боде Г., Шеннон К. Упрощенное изложение линейной минимально-квадратичной теории сглаживания и предсказания // Теория информации и ее приложения. М.: Физматгиз, 1959. С. 113-137.
4. Возенкрафт Дж., Джейкобс И. Теоретические основы техники связи. М.: Мир, 1969. 640с.

5. Чочиа П.А. Применение частотной фильтрации изображения для удаления помех, вызванных тиснением фотобумаги // Информационные процессы. 2010. Т. 10. № 4. С. 334-338.
6. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. Изд. 3-е, испр. и доп. М.: Техносфера, 2012. 1104 с.
7. Быков В.В. Цифровое моделирование в статистической радиотехнике. М.: Советское радио, 1971. 328 с.
8. Петров А.В. О подходах к вероятностному анализу перестановочных процедур генерирования случайных процессов // Вестник ИрГТУ. 2016. № 2 (109). С. 29-38.
9. Пригарин С.М. Методы численного моделирования случайных процессов и полей. Новосибирск: Изд. ИВМиМГ СО РАН, 2005. 259 с.
10. Михайлов Г.А. Численное построение случайного поля с заданной спектральной плотностью // Докл. АН СССР. 1978. Т. 238. № 4. С. 793-795.
11. Токмакова А.А. Выделение периодической компоненты из временного ряда // Машинное обучение и анализ данных. 2011. Т. 1. № 1. С. 40-50.
12. Бучнев О.С. Применение генетического алгоритма для генерирования взаимно-коррелированных случайных полей // Вестник ИрГТУ. 2018. Т. 22. № 5. С. 75-82.
13. Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия – Телеком, 2006. 452 с.
14. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г.К. Вороновский, К.В. Махотило, С.Н. Петрашев, С.А. Сергеев. Харьков: ОСНОВА, 1997. 112 с.
15. Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.К. Поисковая адаптация: теория и практика. М.: Физматлит, 2006. 272 с.
16. Емельянов В.В., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Теория и практика эволюционного моделирования. М.: Физматлит, 2003. 432 с.

Поступила 19.12.2018; принята к публикации 04.02.2019

Информация об авторе

Бучнев Олег Сергеевич – канд. техн. наук, доцент кафедры автоматизированных систем, Иркутский национальный исследовательский технический университет (664074, Россия, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 83), e-mail: buchnevo81@mail.ru

APPLICATION OF A GENETIC ALGORITHM FOR CLEANING A DIGITAL IMAGE FROM CORRELATED NOISE

O.S. Buchnev

Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia

Abstract: when using images to perform applied research, a researcher is often confronted with the presence of noise contained in the image. To eliminate the noise, frequency filtering methods have been developed and are widely used. However, in the image spectrum, it is not always possible to separate the frequencies corresponding to the noise and the frequencies corresponding to the image. In the case when the noise contained in the image has the property of spatial correlation, it is possible to use a genetic algorithm to obtain a random field that is mutually correlated with the noise contained in the image, and the subsequent cleaning the image from the noise. The article discusses the use of a genetic algorithm to obtain a mutually correlated random field; this will allow cleaning the image from noise, thus increasing its quality. Using the example of a specific image, it is shown that the considered algorithm has an advantage over the frequency filtering. As criteria for evaluating the measure of proximity, the mutual correlation functions of the model noise and the random field obtained as a result of the proposed genetic algorithm are given, as well as the mutual correlation functions of the non-noisy image and the image, obtained as a result of using the genetic algorithm

Key words: image processing, frequency filtering, Fourier transform, random field, correlation function, genetic algorithm

References

1. Wiener N. "Extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series", NY, John Wiley, 1949.
2. Chee Sun Won, Gray R. M. "Stochastic image processing", Springer, 2014.
3. Bode G., Shannon K. "Simplified presentation of the linear minimal-quadratic theory of smoothing and prediction", *Information Theory and its Applications (Teoriya informatsii i ee prilozheniya)*, Moscow, Fizmatgiz, 1959, pp. 113-137.
4. Wosenkraft J., Jacobs I. "Theoretical foundations of communication technology", Moscow, Mir, 1968.
5. Chochia P.A. "The use of frequency filtering of the image to remove noise caused by embossing photo paper", *Information Processes (Informatsionnye protsessy)*, vol. 10, no. 4, 2010.
6. Gonzalez R., Woods R. "Digital image processing, 3rd Edition, revised and augmented", Moscow, Tekhnosfera, 2012, 1104 p.
7. Bykov V.V. "Digital modeling in statistical radio engineering" ("Tsifrovoye modelirovaniye v statisticheskoy radiotekhnike"), Moscow, Sovetskoye Radio, 1971, 328 p.
8. Petrov A.V. "On approaches to probabilistic analysis of permutation procedures for generating random processes", *Herald of ISTU (Vestnik IrGTU)*, 2016, no. 2 (109), pp. 29-38.
9. Prigarin S.M. "Methods of numerical simulation of random processes and fields" ("Metody chislennogo modelirovaniya sluchaynykh protsessov i poley"), Novosibirsk, ICMMG SB RAS, 2005.
10. Mikhailov G.A. "Numerical construction of a random field with a given spectral density", *Papers of Academy of Sciences of the USSR (Dokl. AN SSSR)*, 1978, vol. 238, no. 4, pp. 793-795.
11. Tokmakova A.A. "Isolation of a periodic component from a time series", *Machine Learning and Data Analysis (Mashinnoye obucheniye i analiz dannykh)*, 2011, vol. 1, no. 1, pp. 40-50.
12. Buchnev O.S., "The use of the genetic algorithm for generating mutually correlated random fields", *Herald of ISTU (Vestnik IrGTU)*, 2018, vol. 22, no. 5, pp. 75-82.
13. Rutkovskaya D., Pilin'sky M., Rutkovsky L. "Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems" ("Neyronnyye seti, geneticheskiye algoritmy i nechetkiye sistemy"), Moscow, Goryachaya liniya - Telekom, 2006, 452 p.
14. Voronovsky G.K., Makhotilo K.V., Petrashev S.N., Sergeev S.A. "Genetic algorithms, artificial neural networks and virtual reality problems" ("Geneticheskiye algoritmy, iskusstvennyye neyronnyye seti i problemy virtual'noy real'nosti"), Kharkov, Osnova, 1997, 112 p.
15. Kureichik V.M., Lebedev B.K., Lebedev O.K. "Search adaptation: theory and practice" ("Poiskovaya adaptatsiya: teoriya i praktika"), Moscow, Fizmatlit, 2006, 272 p.
16. Emelyanov V.V., Kureychik V.V., Kureychik V.M. "Theory and practice of evolutionary modeling" ("Teoriya i praktika evolyutsionnogo modelirovaniya"), Moscow, Fizmatlit, 2003, 432 p.

Submitted 19.12.2018; revised 04.02.2019

Information about the author

Oleg S. Buchnev, Cand. Sc. (Technical), Associate Professor, Irkutsk National Research Technical University (83 Lermontova ul., Irkutsk 664074, Russia), e-mail: buchnevo81@mail.ru